УДК 004.65

***С.В. Ковалевський, О.С. Ковалевська***
Донбаська державна машинобудівна академія, Україна
вул. Шкадінова, 72, м. Краматорськ, 84300

# НЕЙРОМЕРЕЖНЕ КЕРУВАННЯ МОБІЛЬНИМИ ВЕРСТАТАМИ З ПАРАЛЕЛЬНОЮ СТРУКТУРОЮ

***S.V. Kovalevskii, O.S. Kovalevska***
Donbas State Engineering Academy, Ukraine
Shkadinova st, 72, Kramatorsk, 84300

# NEURAL NETWORK CONTROL OF MOBILE MACHINES WITH PARALLEL STRUCTURES

Розроблено та досліджено базові елементи для створення еволюційних нейромереж. Досліджено принципи створення нейромереж, здатних еволюціонувати під дією вхідних факторів. Розроблено алгоритми навчання та модифікації структури нейромереж з урахуванням динаміки вхідних даних. Досліджено методи моделювання технічних об'єктів і технологічних процесів на основі еволюційних нейромереж. Досліджено методи моделювання складних економічних систем на основі еволюційних нейромереж.
**Ключові слова:** нейронна мережа, моделювання, метод вікон, паралельна кінематика.
Developed and investigated the basic elements for the creation of evolutionary neural networks. Abstract principles of neural networks that can evolve under the influence of input factors. The algorithms of learning and modifying the structure of neural networks, taking into account the dynamics of the input data. Studied methods for modeling of technical objects and technological processes based on evolutionary neural networks. Studied methods for modeling complex economic systems based on evolutionary neural networks.
**Keywords:** neural network modeling, window method, parallel kinematics.

У моделюванні виробничих, технологічних, економічних і організаційних систем, необхідність якого визначається постановкою оптимізаційних задач, важко припустити ситуацію, при якій всі значущі фактори будуть враховані дослідником [1,2,10,12,8]. Завжди знайдеться група чинників, впливом яких дослідники знехтували з певним ступенем ризику. Вже згадана проблема має місце практично в будь-якій постановці завдання. Тому нейромережне моделювання виступає як досить надійний інструмент моделювання системних об'єктів. Таке моделювання може виконуватися для вирішення наступних завдань [3,6,9]:

1. Завдання дослідження і діагностики об'єктів.
2. Завдання дослідження і прогнозування часових рядів.
3. Завдання дослідження і оптимізації параметрів виробничих і, зокрема, технологічних процесів.
4. Завдання дослідження і оптимізації управління виробничими і, зокрема, технологічними процесами.
5. Завдання управління технічними, організаційними та економічними системами.
6. Завдання дослідження і прогнозування надійності виробничих систем.
7. Завдання дослідження і оптимізації організаційних структур.
8. Завдання дослідження і оптимізації економічної діяльності підприємств і організацій.
9. Завдання дослідження і оптимізації наукової діяльності організацій.
10. Завдання дослідження освітніх процесів і їх оптимізації.
11. Завдання створення інтегрованих систем проектування.

Для вирішення цих завдань можна застосовувати як традиційні методи моделювання, так і методи, засновані на застосуванні систем Data Mining [7, 11]. При цьому, очевидно, нейромережне моделювання слід віднести до одного з методів, що застосовуються в згаданій системі.

Як показує досвід проведення досліджень в області нейромережевого моделювання, найбільші проблеми виникають на етапах подання даних навчальних вибірок. На цьому етапі доцільно здійснювати процедури вирівнювання помилок навчання і тестування шляхом формування випадковим чином навчальних і тестових вибірок з подальшою оцінкою помилки апроксимації.

Вельми перспективним напрямком є дослідження часових рядів на основі виявлення їх внутрішньої структури за допомогою нейромережевого моделювання. Для досліджень доцільно використовувати метод вікон із зсувом на N елементів. Спостерігається залежність кількості нейронів K мережі, що моделює тимчасовий ряд від ширини вікна N. Різка зміна кількості нейронів при збереженні величини помилки апроксимації свідчить, на нашу думку, про якісну зміну складу даних часового ряду по ширині вікна. Можна висунути припущення про взаємозв'язок таких якісних «стрибків» кількості нейронів моделі і фрактальної природи тимчасового ряду. У цьому випадку з'являється можливість визначити період прогнозу часового ряду із заданим рівнем помилки прогнозу.

При вирішенні перелічених вище завдань у багатьох випадках залишається проблематичним побудова нейронної мережі в умовах надходження потоку даних, в тому числі в реальному масштабі часу. Для створення таких нейромережевих моделей нами запропоновано метод побудови нейронної мережі на основі апроксимації функції поточної помилки даних. У багатьох випадках такий підхід дозволяє використовувати не тільки нейроподібні елементи з традиційно нелінійною функцією, яка має області насичення і зони нелінійності, а й звичайні регресивні моделі. До числа таких моделей можна віднести традиційні статечні ряди і т.п. Результати побудови таких обчислювальних мереж на основі звичайних рівнянь регресії показали, що така апроксимація допустима в обмеженій області даних, коли порядок функції помилки зростає повільніше, ніж скорочується значення обраного критерію помилки. Так, наприклад, апроксимація даних, що описуються рівнянням другого порядку функціями першого порядку, збільшує порядок функції помилки. Подальша апроксимація функції помилки таким же рівнянням першого порядку веде до подальшого зростання порядку нової функції помилки.

Нейроподібні елементи позбавлені такого недоліку, оскільки їх можливості апроксимації елементів заданої множини навчальної вибірки такі, що кожна наступна функція помилки «вирівнює» криву помилки, приводячи її до функції помилки нульового порядку.

Найбільш результативними в таких дослідженнях показали себе нові нейроподібні елементи, сформовані на основі відомих нейроелементів з сігмоїдною функцією активації. Введення додаткового коефіцієнта перед експонентою, що має можливість змінювати значення від негативних до позитивних величин, формує новий елемент, що працює з використанням властивостей функцій, що мають точку розриву. До речі, всього один такий елемент дозволяє вирішувати класичну задачу «виключає «або». Для дискретних моделей такий підхід дозволяє істотно скоротити обсяг обчислювальних процедур.

Рішення задач діагностики і управління на основі нейронних мереж запропонованого типу може виявити нові можливості таких мереж. Очевидно, апаратна реалізація таких адаптивних моделей також досить проста і не вимагає складних алгоритмів налаштування безлічі коефіцієнтів – на кожному кроці одночасно налаштовуються лише N + 4 коефіцієнта, де N - це кількість входів моделі.

У ряді своїх робіт А.Г. Івахненко і Г.А. Івахненко відзначають актуальність створення прогнозованих мереж на основі нейроподібних елементів [10, 11].

Новий базовий елемент, запропонований авторами статті, відрізняється тим, що при експоненті з'являється коефіцієнт, який при негативних значеннях перетворює розглянутий нейроподібний елемент на комплексний. У попередній своїй роботі ми показали, що нейроподібний елемент можна подати у вигляді комплексного числа, що дозволяє йому розширити свої можливості як елемента нейронної мережі. Розглянемо безліч значень, які може приймати новий нейроподібний елемент, який реалізує функцію

$$y(x) = \left( \frac{a_0}{1 + a_1 \cdot e^{a_2(x) + a_3}} \right) + a_4 .$$

При коефіцієнтах $a_0 = 1$; $a_1 = 1$; $a_2 = -1$; $a_3 = 0$; $a_4 = 0$ отримуємо класичну сигмоїду (рис.1):

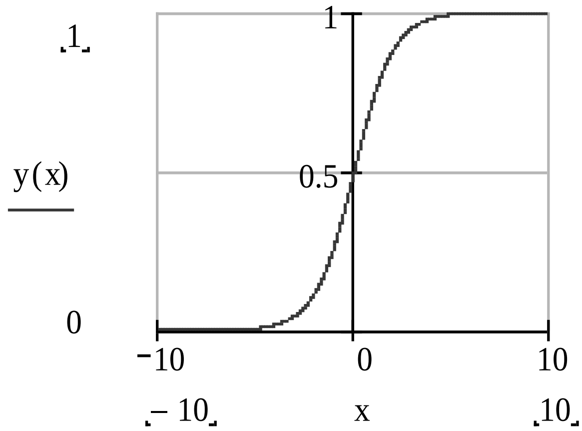



Рис. 1. Класична передавальна функція нейрона-сигмоїди.

При значеннях коефіцієнта поведінку передавальної функції змінюється і відповідає двом нейроподібним елементам. Такий базовий елемент представлений так (рис.2):

$$a_0 = 1; \quad a_1 = -0.1; \quad a_2 = -0.1; \quad a_3 = 2.3; \quad a_4 = -0.1.$$

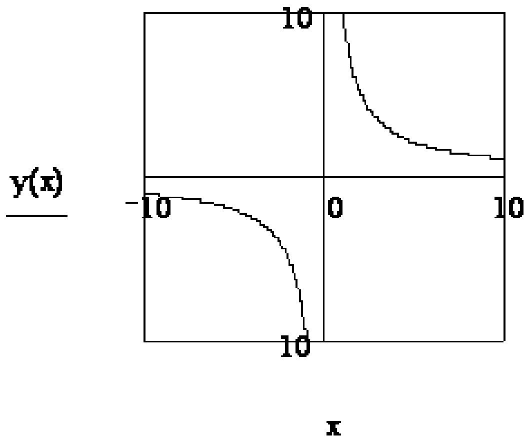



Рис. 2. Передавальна функція нейрона - симетрична гіпербола

Новий нейроподібний елемент здатний подолати проблему персептрона, представленого функцією «ВИКЛЮЧАЄ АБО» і завдання вирішується за одним нейроподібним елементом (рис. 3).

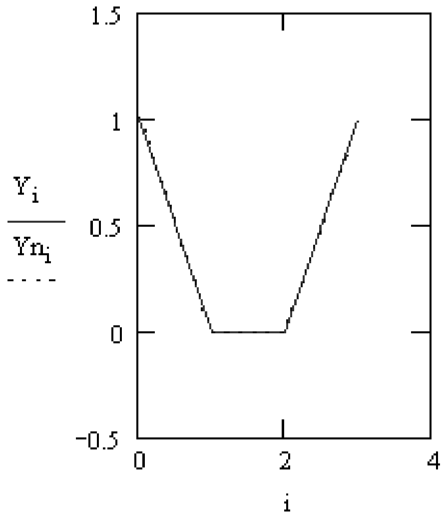



Рис. 3. Рішення завдання «ВИКЛЮЧАЄ АБО».

Помилка відтворюваності даних кінцева і становить допустимо малу величину, не більшу ніж 0,015.

Таким чином, очевидно, що новий нейроподібний елемент наділений великими можливостями порівняно з класичним штучним нейроном. Тому, об'єднуючи такі нейроелементи в мережі, можна отримати нейроархітектури, здатні ефективніше реалізовувати відображення вхідних просторів ознак у вихідні простори категорій, за рахунок більш гнучкого підстроювання мережі під дією вхідних факторів (рис.4).

Створення нового нейроподібного елемента дозволило створити каскадну еволюційну мережу у вигляді:

$$y = y' + \Delta y_1 + \Delta y_2 + \ldots + \Delta y_n .$$

або

$$y = y^{/} + \sum_{i=1}^{n} \Delta y_i \ .$$

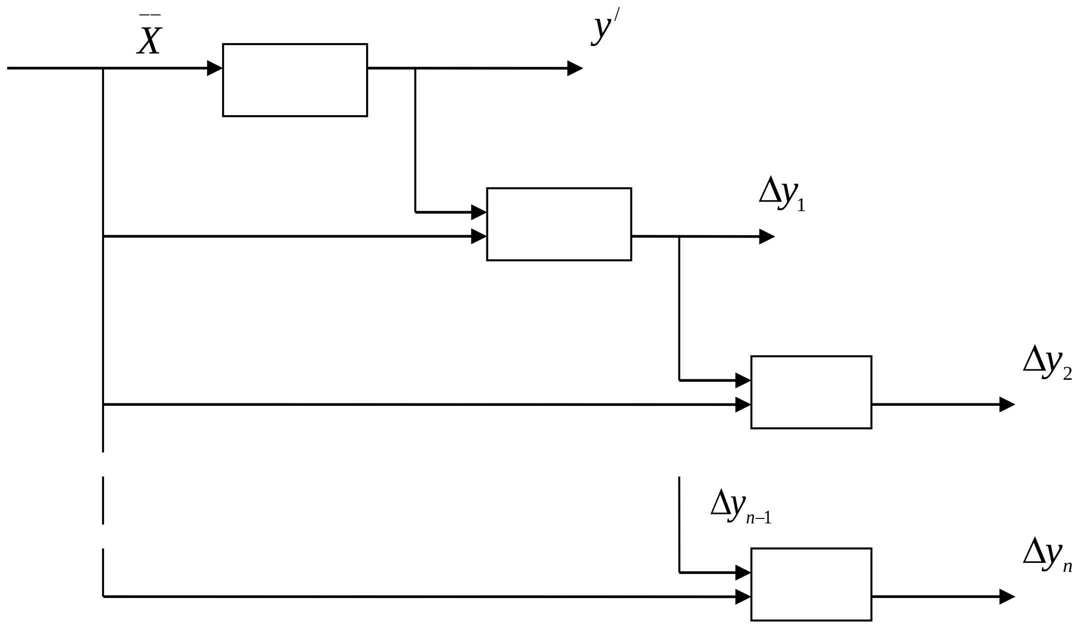



Рис 4. Схема апроксимації функції.

Проведемо апроксимацію функції $y = a_1 x$, тобто визначимо всі значення моделі

$$a(x+b)^c + d = a_1 x.$$

Мінімізація функції

$$\mathrm{F(a,b,c,d)} = \left[\mathrm{a_1 x - a(x+b)^c - d}\right]^2 \to \min$$

дає значення коефіцієнтів c = 1; d = 0; b = 0; a = $a_1$.

Тоді

$$\Delta \mathrm{y} = \mathrm{a_1 - a(x+b)^c - d}.$$

Розглянемо функцію

$$F^{\langle 1 \rangle} = \left[a_i (x+b)^c - d - a^{/} (x+b^{/})^{c^{/}} - d^{/}\right]^2 \to \min.$$

Ця функція може бути представлена у вигляді

$$F^{\langle i \rangle} = \left[a_i x - a(x+b)^c - a^{/} (x+b^{/})^{c^{/}} - d^{//}\right]$$

або в загальному вигляді

$$F^{\langle k\rangle} = \left\{ a_i x - \left[ a(x+b)^c + d \right] - \sum_j^k \left[ a^{\langle j\rangle} (x + b^{\langle j\rangle})^{c\langle j\rangle} + d^{\langle j\rangle} \right] \right\}^2 \to \min .$$

$$F^{\langle k\rangle} = \left\{ a_i x - \left[ a(x+b)^c - d \right] - \sum_j^k \left[ a^{\langle j\rangle} (x + b^{\langle j\rangle})^{c\langle j\rangle} + d^{\langle j\rangle} \right] \right\}^2 \to \min .$$

Спрощуючи запис, отримаємо

$$F^{\langle k\rangle} = \left\{ a_i x_i - \sum_j^k \left[ a^{\langle j\rangle} (x_m + b^{\langle j\rangle})^{c\langle j\rangle} + d^{\langle j\rangle} \right] \right\}^2 \to \min .$$

Особливістю цього ряду є поступове зменшення «вкладу» кожного наступного члена моделі в уточнення значень $y_m$.

$$y_m = \sum_j^k \left[ a^{\langle j\rangle} (x_m + b^{\langle j\rangle})^{c\langle j\rangle} + d^{\langle j\rangle} \right].$$

Ряд має властивість безперервності, хоча за певних умов може бути розрив 2-го роду (при діленні на нуль).

Аналогічно може бути створена модель з будь-якої іншої функції:

$$y_m = \sum_j^k F_j(x).$$

У загальному вигляді алгоритм процесу створення і налаштування мережі, що еволюціонує, представлений на наступному рисунку (рис.5):

Для моделювання об'єкта з одним входом і одним виходом використаний файл вихідних даних (ww.prn) з кількістю даних, рівн N. Загальний вигляд програми представлений на рис. 6.

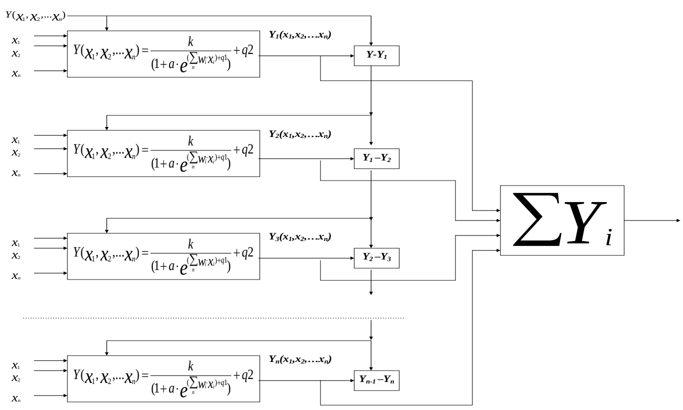



Рис. 5. Алгоритм процесу створення і налаштування нейромережі, що еволюціонує.

```
data := READPRN("ww.prn")          N := 40
T := data⟨0⟩                       Y := data⟨1⟩
neuron(y, x, D) := | Ymin ← y(x)
                   | while D > 0.001
                   |   | p ← 1
                   |   | while p
                   |   |   | p ← 0
                   |   |   | for i ∈ 0..2
                   |   |   |   for X ∈ −D, D
                   |   |   |     | x_i ← x_i + X
                   |   |   |     | Y ← y(x)
                   |   |   |     | p ← X if Y < Ymin
                   |   |   |     | if Y < Ymin
                   |   |   |     |   | p ← X
                   |   |   |     |   | j ← i
                   |   |   |     |   | Ymin ← Y
                   |   |   |     | x_i ← x_i − X
                   |   |   | x_j ← x_j + p
                   |   | D ← D/2
                   | x
```

$$i := 0..N-1$$

$$y(x) := \sum_i \left[\left[\left[\frac{x_0}{x_1 + e^{x_2 \cdot (T_i) + x_3}}\right] + x_4\right] - Y_i\right]^2$$

$$A := neuron\left[y, \begin{pmatrix} 0.1 \\ 0.1 \\ 0.1 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{pmatrix}, 0.1\right]$$

$$Yn_i := \left[\frac{A_0}{A_1 + e^{A_2 \cdot (T_i) + A_3}}\right] + A_4$$

Рис. 6. Загальний алгоритм побудови мережі, що еволюціонує, на основі нового нейроподібного елемента із застосуванням пакета MathCad.

Аналогічне дослідження виконано для моделювання об'єкта з двома і більше вхідними змінними на основі мережі, що еволюціонує. Похибка моделювання на

досліджуваних прикладах не перевищувала 0,5%. Введення сигналу зворотного зв'язку в структуру входів нейроелемента істотно підвищує точність і можливості моделювання багатовимірних об'єктів, що еволюціонують (рис.7).

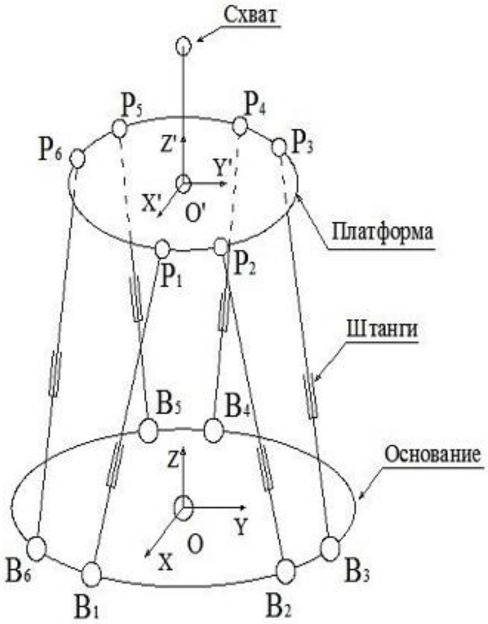



Рис. 7. Схема кінематики верстата-робота

Процес управління верстатом-роботом з паралельною кінематикою являє складну динамічну систему, що наділена властивістю гомеостатичності, тобто здатністю зберігати рівноважний стан в умовах внутрішніх і зовнішніх впливів.

У загальному вигляді модель гомеостатичної рівноваги описується системою рівнянь (1), що має такий вигляд:

$$\begin{cases} X_1 = F(X_2, X_3, ..., X_n) \\ X_2 = F(X_1, X_3, ..., X_n) \\ \quad \quad \quad \cdots \\ X_n = F(X_1, X_2, ..., X_{n-1}), \end{cases}$$

де $X_1$, $X_2$, ..., $X_n$ - параметри системи.

З рівняння (1) можна зробити висновок про те, що кожна зі змінних $X_i$ може стати як «виходом», так і «входом» системи: все залежить від постановки завдання дослідження.

Побудова моделі оптимального управління складними рухами верстата-робота з паралельною структурою має такі особливості:

1 Об'єкт управління являє собою гомеостатичну систему, в якій виходи одних елементів є входами інших.

2 Рівновага виробничої системи має бути збережена за умови її функціонування.

3 Змінюючи параметри такої системи (довжини штанг), можна досягти стану гомеостатичної рівноваги, що означає моделювання різних якісних станів системи.

Гомеостатична модель будується на основі прогнозних значень показників довжин штанг з урахуванням значущості кожного з них. Метою побудови гомеостатичної моделі в нейромережевому логічному базисі є визначення зміни відгуку в результаті зміни одного або декількох чинників – довжин штанг. Реалізація гомеостатичної моделі здійснювалася за допомогою програми MathLab.

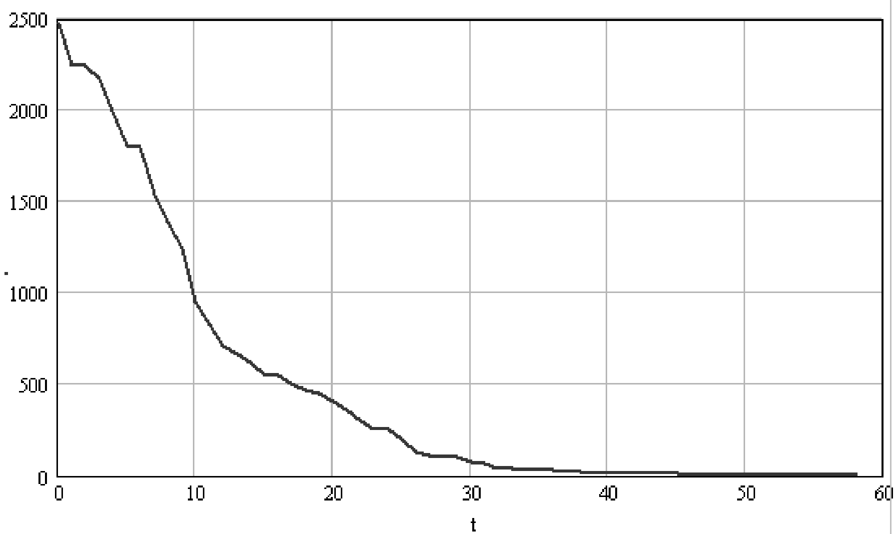
У результаті тестування навчених нейромережевих модулів гомеостатичної системи максимальна відносна похибка рішення прикладів тестової вибірки склала:

- для модуля розрахунку точності позиціювання платформи верстата-робота з паралельною кінематикою - 0,84%;
- для модуля розрахунку швидкості переміщень робочого органу верстата-робота з паралельною кінематикою - 6,12%;
- для модуля розрахунку продуктивності верстата - 2,44%.

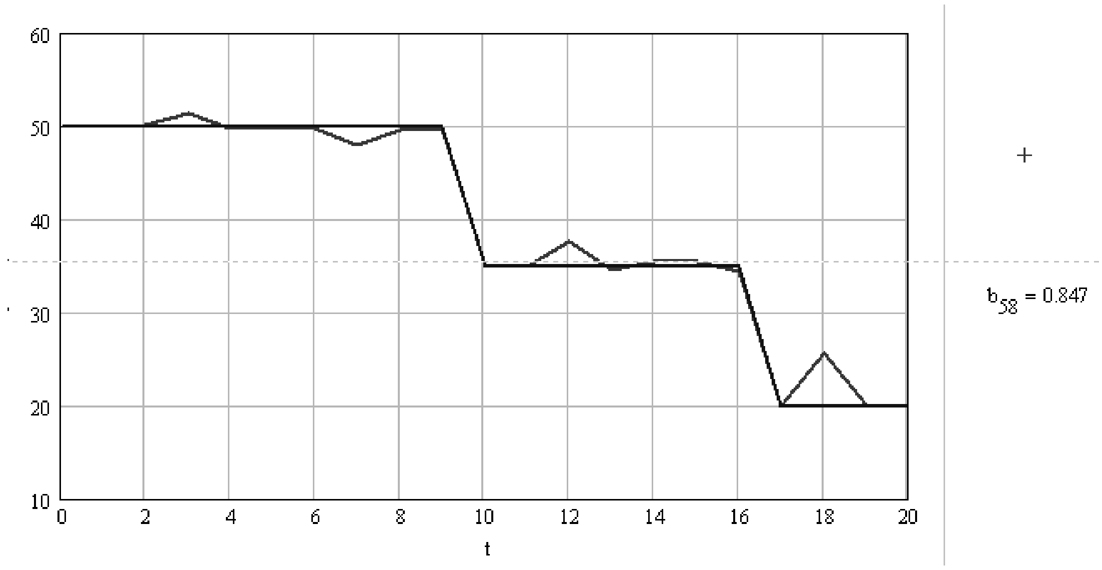
Модель, що відображає статичний стан виробничого процесу у вигляді розрахунку сполучень довжин штанг верстата-робота з паралельною кінематикою, може бути використана як еталонна модель для управління таким обладнанням. Запропонована модель може бути використана для виявлення можливих резервів з метою зниження собівартості виробництва продукції і підвищення її конкурентоспроможності.

Запропонований вид нейронної мережі може бути використаний для моделювання багатофакторних технологічних об'єктів, де функції управління поєднуються з оптимізацією витрат інструмента і забезпечення точності обробки на такому верстаті за рахунок оптимального управління динамікою робочих рухів виконавчого вузла верстата-робота.

Результати моделювання процесу оптимізації зносу ріжучого інструмента при одночасному забезпеченні точності позиціювання робочого вузла верстата-робота з використанням критерію найкоротшого шляху представлені на рис. 8 а, б. Як видно з рисунків, у результаті 58 кроків помилка апроксимації склала 0,847.




а)




б)

Рис. 8. Результати моделювання зносу твердосплавного ріжучого інструмента при одночасному забезпеченні мінімуму похибки відпрацювання траєкторії (а) з дотриманням принципу найкоротшого шляху як умови мінімізації енергоємності технологічного процесу (б).

Таким чином, отримані результати дозволяють зробити висновок про успішне застосування нейронних мереж, що еволюціонують, в області управління комплексом показників обробки на верстатах-роботах з паралельною кінематикою.

**Висновки**

Проведені дослідження в рамках теми «Дослідження і синтез еволюційних мереж з однорідною структурою» дозволили здійснити подальший розвиток теорії нейромережевих технологій в області моделювання складних систем і об'єктів. При цьому були отримані такі результати:

1. Розроблено та досліджено базові елементи для створення еволюційних нейромереж.
2. Досліджено принципи створення нейромереж, здатних еволюціонувати під дією вхідних факторів.
3. Розроблено алгоритми навчання та модифікації структури нейромереж з урахуванням динаміки вхідних даних.
4. Досліджено методи моделювання технічних об'єктів і технологічних процесів на основі нейромереж, що еволюціонують.
5. Досліджено методи моделювання складних економічних систем на основі нейромереж, що еволюціонують.

Розроблені еволюційні нейронні мережі були застосовані для комплексного моделювання і прогнозування законів управління верстатами-роботами з паралельною кінематикою з урахуванням показників точності і продуктивності при одночасному забезпеченні мінімізації витрат ресурсів.

Успішна апробація еволюційних нейронних мереж дозволяє судити про перспективність застосування розроблених нейроструктур для моделювання складних систем різної природи. Тому необхідне продовження досліджень у цьому напрямку для подальшого поліпшення якості моделювання об'єктів і прогнозування їх показників.

### Література


1. Beer S. Cybernetics and Management, English Univ. – London: Press, 1959. – 280 p.
2. Farlow S.J. Self-organizing Methods in Modeling (Statistics: Textbooks and Monographs). – New York and Basel: Marcel Dekker Inc. – Vol. 54. – 1984.
3. Ivakhnenko A.G., Müller J.-A. Self-organization of nets of active neurons // SAMS.– 1995. – №1-2. – P. 93-106.
4. Ivakhnenko A.G., Peka P.Y., Vostrov N.N. Combined Method of Water and Oil Fields Modeling. – Киев: Наукова думка. – 1984.
5. Ivakhnenko G.A. Self-Organization of Neuronal with Active Neurons for Effects of Nuclear Test Explosions Forecasting's // System Analysis Modeling Simulation (SAMS). – 1995. – Vol. 20. – P. 107-116.
6. Ivahnenko G.A. Self-organization of neuronal with active neurons for effects of nuclear test explosions forecasting's // System Analysis modeling Simulation (SAMS). – 1995. – № 20. – P. 107-116.
7. Stepashko V.S. GMDH Algorithms as Basis of Modeling Process Automation after Experimental Data // Sov. J. of Automation and Information Sciences. – 1988. – Vol. 21. – № 4. – P. 43-53.
8. Stepashko V.S. Structural Identification of Predictive Models under Conditions of a Planned Experiment // Sov. J. of Automation and Information Sciences. – 1992. – Vol. 25. – № 1. – P. 24-32.
9. Tetko I.V., Villa A.E. P., Livingstone D.J. Neural Network Studies. Variable Selection // J. Chem. Inf. Comput. Sci. – 1996. – № 36. – P. 794-803.
10. Ивахненко А.Г., Юрачковский Ю.П. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным. – М.: Радио и связь. – 1986. – 118 с.
11. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем. – Киев: Наукова думка. – 1981. – 296 с.
12. Степашко В.С. Асимптотические свойства внешних критериев выбора моделей // Автоматика. – 1988. – № 6. – С. 75-82.


### Literatura


1. Beer S. Cybernetics and Management, English Univ. – London: Press, 1959. – 280 p.
2. Farlow S.J. Self-organizing Methods in Modeling (Statistics: Textbooks and Monographs). – New York and Basel: Marcel Dekker Inc. – Vol. 54. – 1984.
3. Ivakhnenko A.G., Müller J.-A. Self-organization of nets of active neurons // SAMS.– 1995. – №1-2. – P. 93-106.
4. Ivakhnenko A.G., Peka P.Y., Vostrov N.N. Combined Method of Water and Oil Fields Modeling. – Kyev: Naukova dumka. – 1984.
5. Ivakhnenko G.A. Self-Organization of Neuronal with Active Neurons for Effects of Nuclear Test Explosions Forecasting's // System Analysis Modeling Simulation (SAMS). – 1995. – Vol. 20. – P. 107-116.
6. Ivahnenko G.A. Self-organization of neuronal with active neurons for effects of nuclear test explosions forecasting's // System Analysis modeling Simulation (SAMS). – 1995. – № 20. – P. 107-116.
7. Stepashko V.S. GMDH Algorithms as Basis of Modeling Process Automation after Experimental Data // Sov. J. of Automation and Information Sciences. – 1988. – Vol. 21. – № 4. – P. 43-53.
8. Stepashko V.S. Structural Identification of Predictive Models under Conditions of a Planned Experiment // Sov. J. of Automation and Information Sciences. – 1992. – Vol. 25. – № 1. – P. 24-32.
9. Tetko I.V., Villa A.E. P., Livingstone D.J. Neural Network Studies. Variable Selection // J. Chem. Inf. Comput. Sci. – 1996. – № 36. – P. 794-803.
10. Ivahnenko A.G., Yurachkovskiy Yu.P. Modelirovanie slozhnyih sistem po eksperimentalnyim dannyim. – M.: Radio i svyaz. – 1986. – 118 s.
11. Induktivnyiy metod samoorganizatsii modeley slozhnyih sistem. – Kiev: Naukova dumka. – 1981. – 296 s.
12. Stepashko V.S. Asimptoticheskie svoystva vneshnih kriteriev vyibora modeley // Avtomatika. – 1988. – # 6. – S. 75-82.


## RESUME

**S.V. Kovalevskii, O. S. Kovalevska**

**Neural network control of mobile machines with parallel structures**


The results allow concluding that the successful application of evolutionary neural networks in the field of processing parameters control complex machine tools, robots with parallel kinematics.

Homeostatic model reflects the static condition of the production process in the form of combinations of lengths of rods calculation robotic machine may be used as a reference model for managing such equipment. The proposed model can be used to identify potential reserves in order to reduce production costs and improve product competitiveness. Such neuron, the

ability to effectively the mapping of the input space - space characters in the output categories, due to a more flexible adjustment of the network under the influence of input factors.

The proposed type of neural network can be used for modeling of multifactor process facilities, where control functions are combined with the optimization of tool flow and ensure the accuracy of processing on this machine due to the dynamics of optimal control of the executive unit of the robot machine working movements.

Studies under the theme "Research and synthesis of evolutionary systems with a homogeneous structure" allowed to carry out further development of the theory of neural network technology in the field of simulation of complex systems and facilities.

Successful testing of evolutionary neural networks gives an indication of the prospects of the developed neuron for modeling complex systems of different nature. Therefore, you need to continue research in this area to further improve the quality of modeling of objects and predict their performance.

*Надійшла до редакції 12.11.2016*